

Weekly Report

1. 概述

本周我继续完善我的 idea。我的 idea 的大体思路在上周就已经确定。为了完善我的 idea，让我的 idea 有更多的理论支撑，我进一步调研了迁移学习方面的内容。

- (1) 和陆博讨论了我的论文 idea
- (2) 提交了一份 idea evaluation 给陈老师

2. 论文 idea 的完善

调研完迁移学习方向的研究后，我进一步完善了我的 idea。我删除了之前 idea 中部分多余的内容。详细内容见我发给老师的 idea evaluation PPT。我觉得我的 idea 可以通过更进一步地美化可视化设计方面的内容来获得更好的效果。下一步的计划是：

- 1) 根据老师的反馈进一步完善 idea；
- 2) 用最简单的技术快速实现，先跑出效果。

3. 文献阅读

本周我首先调研了迁移学习方向的综述。这些综述分别从医疗图像、计算智能、联合推荐领域概述迁移学习。

3.1 迁移学习方向的 survey

1) 《Not-so-supervised: A survey of semi-supervised, multi-instance, and transfer learning in medical image analysis》

本文论文提出的背景是医疗领域缺少足够的标注，主要采用三种技术解决数据不足的问题：

(1) 半监督学习；(2) 多实例学习 (Multiple Instance Learning, MIL)；(3) 迁移学习。本文分析了这三种技术的特点，给出了这三种技术相应的参考文献，并对医疗图像领域用到这些技术的场景做了个大概的描述。

这三种技术中，对于迁移学习部分，本文按照 task 和 domain 的不同，将迁移学习分成三种：(1) domain 同而 task 不同，multiple tasks 学习；(2) **domain 不同而 task 同，instance transfer** (减少不相似的样本数量，增加相似样本的数量)；(3) domain 不同且 task 也不同，feature transfer (pretrain, feature extraction 或 further training)。增加图像的数量和类别并非总会提高模型的表现。

本文补全了我迁移学习方面的知识。

2) 《CueFlik: Interactive Concept Learning in Image Search》

我们很多时候无法决定用户应该将哪些样本加入训练集中。本文提出了一种 active learning 的方法。将下式

$$activedistance(i) = (mindist_P + mindist_N) * abs(mindist_P - mindist_N)$$

作为判断是否将样本加入训练集的指标。

3) 《Transfer learning using computational intelligence: A survey》

本文调查了使用计算智能的迁移学习。本文从解决数据域适应问题出发，指出目前的技术可划分为以下四类：(1) 实例加权，(2) 自标记技术，(3) 特征表示(representation)方法，(4) 基于聚类的学习方法。本文主要提出了三个技术类别的迁移学习：(1) 基于卷积神经网络的迁移学习 (parameter, multi-task)，(2) 基于贝叶斯的迁移学习(用在贝叶斯网络上)，(3) 基于

模糊理论的迁移学习（用模糊理论度量数据相似性及用在模糊理论的迁移学习方法），此外还回顾了基于计算智能的迁移学习的应用。

4) 《A survey of transfer learning for collaborative recommendation with auxiliary data》

本文重点关注“怎样”利用不同的辅助数据类型在联合推荐（collaborative recommendation）中。本文从知识迁移算法样式（适应知识、集合知识、整体知识）和知识迁移策略（loss、regularization、constraint）这两个维度来回答以上问题。本文提出了一些常见的辅助数据类型，因此我觉得作者会根据这些辅助数据类型提出不同的联合推荐方法（看了后文后发现并非如此，说明本文还有继续看下去的必要）。

与我猜想相对的，本文从矩阵分解（类似于奇异值分解）的角度来组织该 survey，奇异值分解在推荐系统声名大噪。用矩阵来说明神经网络是一种很直观（intrinsic）的表达。本文形式化地将推荐问题的 transfer learning 形式化为最优化如下目标的问题：

$$\begin{aligned} \min_{\Theta, K} \quad & \mathcal{E}(\Theta, K | R, A) + \mathcal{R}(\Theta | K, A) + \mathcal{R}(K), \\ \text{s.t.} \quad & \Theta \in \mathcal{C}(K, A), \end{aligned} \quad (1)$$

本文将迁移技术分为两类，一类是同时 regularization，另一类则是通过 constraint。

Adaptive knowledge transfer: 迁移类似的集合 pattern。Collective knowledge transfer: 共享特征提取矩阵或问题输出矩阵（这种迁移技术值得一用，但并非我要解决得主要问题。**这种迁移技术也许好用，但同理其它迁移学习技术也可以作为替代**）。Integrative knowledge transfer 这种技术类似于特征工程和信息融合及数据整合方法。将数据间的相似关系引入 loss、引入正则化项（通过人工标注的方法）、引入一些限制（用户额外的限制和需求）。

3.2 迁移学习方向的具体论文

我认为 ICML2019 的文章和 instance transfer 的研究对我后续的工作有较大帮助，因此我接下来将调研这两方面的内容。我要找一个证据——数据相似性很重要，或者有没有其它的切入点

5) 《META-LEARNING UPDATE RULES FOR UNSUPERVISED REPRESENTATION LEARNING》

本文认为“元学习”特别适合非监督学习的场合，因为非监督学习是人工制定的学习规则。因此文本提出了一种元学习方法，将非监督学习的规则创建看作是迁移学习的问题。用梯度下降法有监督地迭代更新非监督的更新规则的参数，如图 1，有两个更新嵌套。这篇文章我认为不尽如人意。ICML 上的论文说明的东西都偏简单，可能一篇文章就说明一个点。

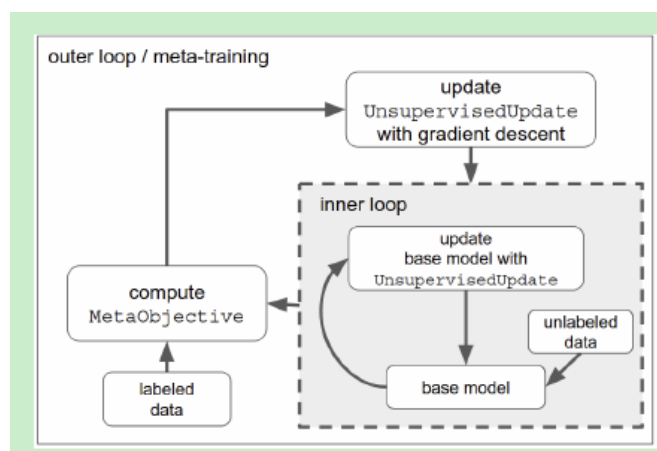


图 1

6) 《Transfer Learning via Learning to Transfer》

In transfer learning, “what” and “how” to transfer are two primary issues to be addressed.

“How to transfer”和“what to transfer”的策略反映了人的迁移学习水平。人的迁移学习技能可以通过归纳的(inductive)迁移学习练习来提升。本文提出了一种方法学习人的这种技能。因时间关系，暂时未继续看这篇文章。

4. 时间安排

星期	任务	Duration
周一至周五	完善论文 idea	9:00 - 12:00 和 14:00 - 22:30，共 12 小时
周六	休息，完善论文 idea	12:00 – 22:30
周日	休息，完善论文 idea	12:00-22:30

Work Time: Above 50 hours